

at

ПОСТРОЕНИЕ ПРОГНОЗА ДИНАМИКИ ОБЩЕСТВЕННОГО МНЕНИЯ ПРИ ПОМОЩИ SCARDO-МОДЕЛИ¹

Козицин И.В.²

(ФГБУН Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

Последние 20 лет теория агент-ориентированных моделей социального влияния активно развивается, что связано с необходимостью описания процессов формирования мнений в условиях перехода каналов общения в цифровую среду и интенсификации информационных потоков. Вместе с тем практическая сторона данной теории остается слабо изученной. Причиной этому, в первую очередь, являются трудности в калибровке параметров моделей и построении эмпирической базы. В настоящей работе проводится валидация SCARDO-модели формирования мнений на эмпирических лонгитюдных данных из социальной сети ВКонтакте, включающих три снимка мнений крупномасштабной выборки пользователей ($N = 1,648,829$), а также снимок дружеских связей между ними. Параметры модели калибруются на первых двух снимках, а третий используется для проверки точности прогноза модели (объект прогноза – численности сторонников различных взглядов). В качестве ориентира выступает линейная модель. Проведенный анализ показывает, что в зависимости от способа калибровки параметров прогноз SCARDO-модели может быть более или менее точным, чем предсказание линейной модели. Вместе с тем изменения общественного мнения в рассматриваемом датасете (несмотря на то, что достаточны для калибровки параметров модели) малы и в результате характерная величина ошибки прогноза не превышает одного процента «голосов».

Ключевые слова: модели формирования мнений, SCARDO-модель, социальные сети, валидация.

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РНФ, грант № 22-71-00075

² Иван Владимирович Козицин, к.ф.-м.н. (kozitsin.ivan@mail.ru).

1. Введение

Противодействие распространению деструктивного контента, локализация и купирование информационных пузырей, а также деполяризация общества требуют понимания того, какие механизмы отвечают за распространение информации и формирование мнений в социальных сетях [3, 7, 13]. Основным инструментом изучения такого рода процессов в структурированных социальных системах являются агент-ориентированные модели социального влияния (их также называют моделями формирования мнений) [2]. В этих моделях агенты, имитирующие людей, наделены определенными характеристиками (в частности, мнениями) и взаимодействуют друг с другом на основании некоторых, наперед заданных правил.

Несмотря на теоретическую проработанность данной теории, ее прикладной аспект требует значительно большего внимания со стороны научного сообщества [5]. Основная проблема кроется в сложности построения эмпирической базы для проведения процедуры валидации моделей [11]. Подготовка датасетов, описывающий динамику мнений людей и структуру/историю их взаимодействий требует значительно более тесной кооперации специалистов из различных областей (социальная психология, математическое моделирование, машинное обучение, сетевой анализ), чем та, которая имеет место в настоящий момент [10, 12]. Отметим, что еще шесть лет назад консенсусной точкой зрения было то, что именно ассимилятивный механизм влияния в линейной форме (являющийся основной, к примеру, модели ДеГроота [4]) наилучшим образом соответствует тому, что наблюдается в эмпирике. Однако последние исследования, проведенные в рамках полевых экспериментов в онлайн-социальных сетях, показали легитимность других механизмов влияния, в том числе ассимилятивного влияния в умеренной форме и диссимилятивного влияния; также были выявлены нетривиальные паттерны их

сосуществования [1, 7, 9].

Ранее в работе [8] была построена агент-ориентированная модель формирования мнений, предлагающая табличный подход к моделированию процессов влияния, в рамках которого мнение агента в результате воздействия на него изменяется стохастически в соответствии с распределением, которое является функцией от характеристик взаимодействующих агентов. Данная функция может быть эффективно представлена при помощи серии таблиц. Такой способ кодировки дает возможность воспроизводить широкий спектр механизмов социального влияния как качественно, так и количественно, не используя при этом традиционные разностные выражения [7].

Предыдущие исследования были посвящены дескриптивным аспектам SCARDO-модели [6, 8]. В данной работе будет изучена ее предиктивная способность. Для этого будут использованы эмпирические данные, полученные из социальной сети ВКонтакте. Эти данные представляют собой три снимка мнений выборки пользователей, а также снимок их дружеских связей, сделанный в середине промежутка наблюдения за системой. Это позволяет калибровать параметры SCARDO-модели на первых двух снимках мнений, а третий использовать для ее валидации. Отметим, что одно из важных свойств SCARDO-модели заключается в ее толерантности к формату данных и относительной простоте процедуры идентификации ее параметров.

2. Модель

В данном разделе будет представлена SCARDO-модель [8], расширение которой для описания агентов с различными уровнями влияния и восприимчивости ко влиянию было предложено в работе [6]. Далее мы будем рассматривать базовую версию SCARDO-модели [8].

Рассматривается система из N агентов, каждый из которых характеризуется мнением $x_i(t) \in Z = \{z_1, \dots, z_m\}$. Множество Z будем называть азбукой мнений, ее элементы мо-

гут соответствовать номинальным альтернативам (за какую из партий вы будете голосовать на выборах?), а могут быть упорядочены с тем, чтобы описывать степень доверия к той или иной сущности (как вы относитесь к закону о ношении оружия по шкале от 1 до 10?):

$$(1) \quad z_1 \prec \dots \prec z_m.$$

Агенты связаны сетью $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$, где $\mathcal{V}$ – множество вершин, $\#\mathcal{V} = N$ и $\mathcal{E} \subseteq \mathcal{V} \times \mathcal{V}$ – множество ребер. Данный граф описывает дружеские связи между агентами. Граф по умолчанию является простым, связным, неориентированным и невзвешенным. Множество друзей агента i будем обозначать

$$\mathcal{V}_i = \{j \in \mathcal{V} \mid (i, j) \in \mathcal{E}\}.$$

Время дискретно. В каждый момент времени t случайным образом (по умолчанию – равновероятно) выбирается агент i и, также случайно (по умолчанию – равновероятно), один из его друзей $j \in \mathcal{V}_i$. Далее агент j (субъект влияния) влияет на агента i (объект влияния). В результате мнение агента i обновляется, принимая одно из m возможных значений: $z_1, \dots, z_m$. Исход влияния определяется стохастически.

Зададим распределение, которое описывает эту процедуру. Будем считать, что оно зависит только от мнений взаимодействующих агентов. Пусть объект влияния характеризуется мнением $x_i(t) = z_s$, а субъект влияния – мнением $x_j(t) = z_l$. Далее к этим элементам азбуки мнений будем обращаться через их индексы s и l . Итоговое мнение агента i будет определяться распределением

$$P_{s,l} = \left(p_{s,l,1}, \dots, p_{s,l,m} \right),$$

в котором величина $p_{s,l,k} \in [0, 1]$ есть вероятность изменения мнения $z_s \rightarrow z_k$ объекта влияния. Третий нижний индекс у $p_{s,l,k}$ синхронизирован с итоговым мнением, а первые два нижних индекса согласованы с индексами мнений взаимодействующих агентов. При этом выполнено

$$p_{s,l,1} + \dots + p_{s,l,m} = 1.$$

Все величины $p_{s,l,k}$ сгруппируем в трехмерный объект

$$\mathcal{P} = [p_{s,l,k}]_{s,l,k \in [m]},$$

который будем называть таблицей переходов. Таблица переходов $\mathcal{P}$ может быть представлена как последовательность квадратных $m \times m$ строчно-стохастических матриц:

$$\mathcal{P} = [P_1, \dots, P_m],$$

$$P_1 = \begin{bmatrix} p_{1,1,1} & \dots & p_{1,1,m} \\ \dots & \dots & \dots \\ p_{1,m,1} & \dots & p_{1,m,m} \end{bmatrix}, \dots, P_m = \begin{bmatrix} p_{m,1,1} & \dots & p_{m,1,m} \\ \dots & \dots & \dots \\ p_{m,m,1} & \dots & p_{m,m,m} \end{bmatrix},$$

где матрица P_s кодирует то, каким образом агенты с мнением z_s реагируют на все возможные воздействующие мнения. Именно такой способ представления будет далее использоваться при описании таблиц переходов (см. рис. 1 и 2).

3. Численные эксперименты

Для изучения предиктивной способности SCARDO-модели были проведены численные эксперименты, в рамках которых значения параметров модели калибровались на эмпирических данных. После этого строился прогноз, который затем сопоставлялся с данными, которые не участвовали в калибровке параметров модели. Объектом прогноза выступали величины

$$y_s(t) = \frac{\#\{i \mid x_i(t) = z_s\}}{N},$$

описывающие нормированные численности фракций сторонников различных взглядов. В качестве целевой метрики выступала суммарная абсолютная ошибка. Для построения базового прогноза была использована линейная модель.

3.1. Эмпирические данные

Рассматривался лонгитюдный датасет, включающий три снимка мнений выборки из $N = 1,660,927$ пользователей социальной сети ВКонтакте относительно политической повестки, сделанные в феврале (T_1), июле (T_2) и декабре (T_3) 2018 года, а также граф социальных (дружеских) связей, полученный в июле 2018 года. Мнения пользователей оценивались по непрерывной шкале от 0 до 1, где 0 соответствует оппозиционной позиции, а 1 – провластной. Подробное описание данных можно найти в работах [9, 8]. Предварительно из графа была выделена гигантская компонента связности, состоящая из $N = 1,648,829$ вершин (примерно 99% от их исходного числа вершин), а несвязные вершины были удалены из рассмотрения.

3.2. Идентификация параметров модели

Мнения агентов инициализировались на основании эмпирических данных. Поскольку азбука мнений SCARDO-модели является дискретной конструкцией, то к эмпирическим мнениям, принадлежащим промежутку $[0, 1]$, применялись различные дискретизирующие отображения. Рассматривались четыре дискретизирующих отображения:

$$[0, \frac{1}{2}) \rightarrow z_1, [\frac{1}{2}, 1] \rightarrow z_2, \quad (m = 2),$$

$$[0, \frac{1}{3}) \rightarrow z_1, [\frac{1}{3}, \frac{2}{3}) \rightarrow z_2, [\frac{2}{3}, 1] \rightarrow z_3, \quad (m = 3),$$

$$[0, \frac{1}{5}) \rightarrow z_1, [\frac{1}{5}, \frac{2}{5}) \rightarrow z_2, \dots, [\frac{4}{5}, 1] \rightarrow z_5, \quad (m = 5).$$

$$[0, \frac{1}{10}) \rightarrow z_1, [\frac{1}{10}, \frac{2}{10}) \rightarrow z_2, \dots, [\frac{9}{10}, 1] \rightarrow z_{10}, \quad (m = 10),$$

порождающие четыре различных азбуки мнений. В каждой из них элементы были упорядочены в соответствии с (1).

Сеть $\mathcal{G}$ определялась на основе графа дружеских связей.

Для идентификации таблиц переходов был использован алгоритм, предложенный в работе [8]. На рис. 1 и 2 представлены рассчитанные таблицы переходов для случаев $m = 2$, $m = 3$ и $m = 5$ (таблица переходов для случая $m = 10$ слишком габаритна).

В качестве начального состояния системы рассматривался второй снимок датасета (сюда относятся и значения мнений агентов, и структура связей).

а)			б)		
0.975	0.025		0.066	0.934	
0.952	0.048		0.049	0.951	

в)			г)			д)		
0.96	0.04	0	0.04	0.952	0.008	0.001	0.082	0.917
0.942	0.057	0.001	0.021	0.969	0.01	0.001	0.07	0.929
0.907	0.091	0.002	0.02	0.944	0.036	0.001	0.054	0.945

Рис. 1. Таблицы переходов для $m = 2$ (панели а, б) и $m = 3$ (панели в–д). Все величины представлены с точностью до трех значащих цифр после запятой. Компонента $p_{1,1,3}$ матрицы P_1 (панель в) была положительна до округления.

3.3. Дизайн экспериментов

Для каждого значения m было проведено 30 независимых испытаний, каждое из которых длилось $T = N$ итераций (один шаг Монте-Карло), что соответствовало промежутку

а)						б)						в)					
0.947	0.044	0.008	0.001	0		0.055	0.872	0.071	0.002	0		0.002	0.057	0.919	0.022	0	
0.954	0.04	0.006	0	0		0.046	0.898	0.055	0.001	0		0.002	0.052	0.935	0.011	0	
0.938	0.051	0.01	0.001	0		0.032	0.893	0.073	0.002	0		0.001	0.038	0.943	0.018	0	
0.911	0.07	0.016	0.003	0		0.04	0.859	0.097	0.004	0		0.001	0.039	0.913	0.046	0.001	
0.919	0.063	0.009	0.009	0		0.047	0.858	0.092	0.003	0		0.001	0.043	0.896	0.059	0.001	

г)						д)					
0.001	0.002	0.102	0.876	0.019		0	0	0.011	0.097	0.892	
0.001	0.005	0.093	0.886	0.015		0	0.003	0.009	0.081	0.907	
0	0.002	0.078	0.905	0.015		0.001	0.001	0.006	0.072	0.92	
0.001	0.002	0.068	0.898	0.031		0	0.001	0.006	0.069	0.924	
0.001	0.003	0.069	0.884	0.043		0.001	0	0.005	0.071	0.923	

Рис. 2. Таблица переходов для $m = 5$. Все величины представлены с точностью до трех значащих цифр после запятой. Компоненты, равные нулю до округления, выделены серым цветом.

времени в реальном мире между вторым и третьим снимками датасета (полгода).

В качестве целевого ориентира выступала линейная модель, согласно которой численности фракций к моменту времени T_3 определяются как

$$(2) \quad y_{pred}^{lin}(T_3) = y(T_2) + y(T_2) - y(T_1).$$

Для оценивания качества прогноза y_{pred} использовалась суммарная абсолютная ошибка (AE):

$$(3) \quad AE = ||y(T_3) - y_{pred}||_1.$$

4. Результаты

Для каждого испытания SCARDO-модели было рассчитано значение (3). Статистические тесты Д'Агостино-Пирсона ($P = 0.24, P = 0.41, P = 0.55, P = 0.14$ для $m = 2, m = 3, m = 5$ и $m = 10$ соответственно) и Шапиро-Вилка ($P = 0.5, P = 0.81, P = 0.45, P = 0.57$ для $m = 2, m = 3, m = 5$ и $m = 10$ соответственно) показали, что нулевая гипотеза о том, что дан-

ные распределения являются нормальными, не может быть отвергнута.

На рис. 3 представлены средние значения данных распределений в сравнении с прогнозами модели (2). При этом для $m = 2, m = 3$ и $m = 10$ разницы с прогнозами линейной модели оказались статистически значимы (одновыборочный t-критерий: $P < 0.001$ для всех трех случаев). Из рис. 3 можно сделать вывод, что при $m = 2$ и $m = 10$ SCARDO-модель показывает большую точность по сравнению с линейной, в то время как для $m = 3$ линейная модель оказывается более точной. При $m = 5$ статистически значимых различий не наблюдается (одновыборочный t-критерий: $P = 0.18$).

Стоит отметить, что характерные значения ошибки прогноза оказались достаточно малы и не превышали 0.004, что составляет менее одного процента «голосов».

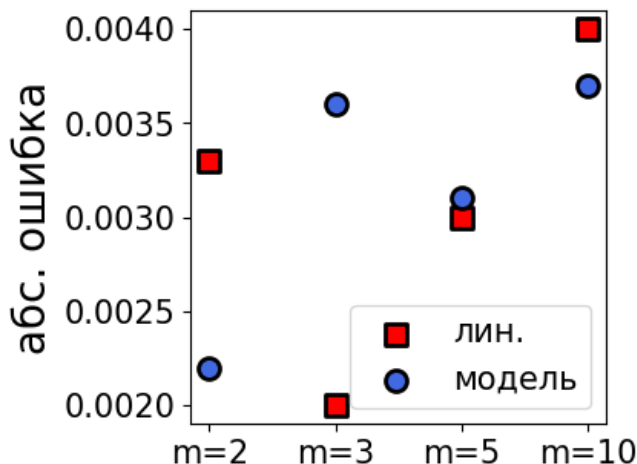


Рис. 3. Сравнение качества прогнозов линейной модели и SCARDO-модели.

5. Обсуждение результатов и заключение

В данной работе была изучена прогностическая способность SCARDO-модели. Для этого были использованы эмпирические лонгитюдные данные, состоящие из трех снимков мнений выборки пользователей социальной сети ВКонтакте. Для калибровки параметров модели использовались первые два снимка мнений, а также снимок дружеских связей, в то время как третий снимок мнений использовался для оценки качества прогноза.

Проведенные эксперименты показали, что точность прогноза SCARDO-модели существенно зависит от выбора дискретизирующего отображения, переводящего эмпирические мнения (принадлежащие непрерывному спектру) в модельные (дискретные), поскольку от этого зависит структура таблицы переходов. Слишком маленькие значения m (число элементов азбуки мнений) приводят к тому, что многие эффекты, связанные с изменениями мнений, «затираются» в результате агрегирования и не находят отражения в таблице переходов.

Было показано, что при $m = 2$ и $m = 10$ точность прогноза SCARDO-модели выше, чем у линейной модели, в то время как для $m = 3$ ситуация обратная. Для случая $m = 5$ статистически значимых различий выявлено не было.

Отметим, что характерная величина ошибки прогноза оказалась достаточно мала: ее значения не превышали 0.004, что составляет менее одного процента «голосов». Повидимому, это объясняется спецификой рассматриваемого фрагмента данных, в котором, согласно проведенным ранее исследованиям [9], мнения пользователей изменяются относительно редко – к примеру было показано, что вероятность изменения мнения за полгода составляет порядка 0.1 – всего один пользователь из десяти изменил свое мнение. В связи с этим в дальнейших исследованиях необходимо уделить внимание сбору эмпирических данных в рамках бОльшего временного промежутка. Однако необходимо учитывать тот факт,

что таблица переходов – ключевой элемент SCARDO-модели, описывающий то, каким образом агенты реагируют на внешнее влияние, – может быть подвержена изменениям под действием событий, происходящих в обществе.

Литература

1. BAIL C.A., ARGYLE L.P., BROWN T.W., BUMPUS J.P., CHEN H., HUNZAKER M.B.F., LEE J., MANN M., MERHOUT F., VOLFOVSKY A. Exposure to opposing views on social media can increase political polarization // Proceedings of the National Academy of Sciences. – 2018. – Vol. 115. No. 37. – P. 9216–9221.
2. CHATTOE-BROWN E. Why questions like ‘do networks matter?’ matter to methodology: How Agent-Based Modelling makes it possible to answer them // International Journal of Social Research Methodology. – 2021. – Vol. 24. No. 4. – P. 429–442.
3. COMBS A., TIERNEY G., GUAY B., MERHOUT F., BAIL C.A., HILLYGUS D.S., VOLFOVSKY A. Reducing political polarization in the United States with a mobile chat platform // Nature human behaviour. – 2023. – Vol. 7. No. 9. – P. 1454–1461.
4. DEGROOT M.H. Reaching a consensus // Journal of the American Statistical association. – 1974. – Vol. 69. No. 345. – P. 118–121.
5. FLACHE A., MÄS M., FELICIANI T., CHATTOE-BROWN E., DEFFUANT G., HUET S., LORENZ J. Models of social influence: Towards the next frontiers // Journal of Artificial Societies and Social Simulation. – 2017. – Vol. 20. No. 4.
6. GEZHA V.N., KOZITSIN I.V. The Effects of Individuals’ Opinion and Non-Opinion Characteristics on the Organization of Influence Networks in the Online Domain // Computers. – 2023. – Vol. 12. No. 6. – P. 116.
7. KEIJZER M., MÄS M., FLACHE A. Polarization on social media: Micro-level evidence and macro-level implications //

- Journal of Artificial Societies and Social Simulation. – 2024. – Vol. 27. No. 1. – P. 1–7.
8. KOZITSIN I.V. A general framework to link theory and empirics in opinion formation models // Scientific reports. – 2022. – Vol. 12. No. 1. – P. 5543.
 9. KOZITSIN I.V. Opinion dynamics of online social network users: a micro-level analysis // The Journal of Mathematical Sociology. – 2023. – Vol. 47. No. 1. – P. 1–41.
 10. MASTROENI L., VELLUCCI P., NALDI M. WAgent-based models for opinion formation: A bibliographic survey // IEEE Access. – 2019. – Vol. 7. – P. 58836–58848.
 11. MÄS M., BISCHOFBERGER L. Will the personalization of online social networks foster opinion polarization? // Available at SSRN 2553436. – 2015.
 12. PROSKURNIKOV A.V., TEMPO R. A tutorial on modeling and analysis of dynamic social networks. Part II // Annual Reviews in Control. – 2018. – Vol. 45. – P. 166–190.
 13. ROBERTSON R.E., GREEN J., RUCK D.J., OGNANOVA K., WILSON C., LAZER D. Users choose to engage with more partisan news than they are exposed to on Google Search // Nature. – 2023. – P. 1–7.

ARTICLE TITLE

Ivan V. Kozitsin, Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Cand.Sc., (kozitsin.ivan@mail.ru).

Abstract: Over the past 20 years, the theory of agent-based social influence models has been actively developing, a trend which is associated with the need to explain opinion formation processes in the context of the digitalization of communication channels and the intensification of information exchange processes. However, the practical side of this theory remains poorly studied. The key reason for this is the difficulties in calibrating model parameters and thus constructing an empirical foundation. This paper validates the SCARDO-model of opinion formation using empirical longitudinal data from the social network VKontakte. The data include three opinion snapshots of a large-scale sample of VKontakte users ($N = 1,648,829$) and a snapshot of their friendship connections. The model parameters are calibrated on the first two snapshots, whereas the third one is used to check the accuracy of the model's forecast regarding the populations of opinion fractions at the next time moment. The linear model serves as a benchmark. The analysis performed shows that, depending on the method of parameter calibration, the prediction of the SCARDO-model can be more or less accurate than those of the linear model. At the same time, changes in public opinion in the dataset at hand (despite being sufficient to calibrate the model parameters) are small from the macro-scale point of view and, as a result, the typical value of the forecast error does not exceed one percent of «votes».

Keywords: opinion formation models, SCARDO-model, social networks, validation.

УДК 519.7

ББК 22.18

Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии ...

Поступила в редакцию ...
Дата опубликования ...